

实习总结

李伟豪

北京星天地信息科技有限公司

2024/05/28 - 2024/07/31

目录

第一章 总览	1
1.1 全文预览	1
第二章 实习目标	2
2.1 学习方向及目标	2
2.2 期望	2
第三章 Yolo V5	3
3.1 模型简介	3
3.2 模型环境配置	3
3.3 模型训练	3
3.4 测试自己制作的数据集	4
3.5 实现原理	5
第四章 NeRF	6
4.1 模型简介	6
4.2 模型环境配置	6
4.3 模型训练	6
4.4 训练结果	6
4.5 实现原理	7
4.5.1 NeRF 的核心思想	7
4.5.2 输入模型前的准备	7
4.5.3 模型设计与输出	8
4.5.4 渲染 (Rendering)	10
第五章 NeRF Pytorch	13
5.1 模型简介	13
5.2 模型训练	13
5.3 训练结果	13
第六章 NeRF Studio	14
6.1 模型简介	14
6.2 模型环境配置	14
6.3 预设数据训练	15
6.3.1 数据准备	15

6.3.2 训练输出	15
6.3.3 可视化	15
6.3.4 点云和 mesh 图的生成	15
6.3.5 渲染视频	17
6.4 制作数据进行训练	18
6.4.1 数据准备	18
6.4.2 数据处理	18
6.4.3 数据训练和输出	19
6.4.4 自制数据训练结果	19
6.4.5 航拍数据训练结果	20
第七章 Colmap	22
7.1 Colmap 简介	22
7.2 Colmap 下载	22
7.3 通过视频或图片生成点云	22
7.4 SIFT 算法	24
7.4.1 SIFT 算法简介	24
7.4.2 背景与历史	24
7.4.3 SIFT 算法原理	25
7.4.4 SIFT 算法在 Colmap 中的应用	29
7.5 SFM	30
7.5.1 SFM 简介	30
7.5.2 SFM 算法原理	30
7.6 MVS	31
7.6.1 MVS 简介	31
第八章 Gaussian Splatting	32
8.1 Gaussian Splatting 简介	32
8.2 模型环境配置	32
8.3 模型训练	32
8.4 实现原理	33
8.5 预备过程到训练开始之前	33
8.5.1 训练过程	36
8.6 3D Gaussian Splatting 和 NeRF 的比较	40
第九章 SuGaR	41
9.1 SuGaR 简介	41
9.2 模型环境配置	41

第十章 致谢	42
文 献	43

第一章 总览

1.1 全文预览

123

第二章 实习目标

2.1 学习方向及目标

学习现在先进的计算机视觉（Computer Vision）以及图形学与 AI 结合的模型如 **Neural Radiance Fields**（神经辐射场，简称 NeRF），**3D Gaussian Splatting**（高斯椭球溅射，简称 3dgs），以及 **YOLO**（全称 You Only Look Once），同时理解各个模型的实现原理。

2.2 期望

- 完成搭建尽可能多的 AI 模型，配置其环境，并完成训练其预设数据库。
- 学习并理解各个模型的实现原理。
- 自己制作数据并通过基于 AI 的三维重建制作模型。

第三章 Yolo V5

3.1 模型简介

Yolo(You Only Look Once) 是一种单阶段目标检测算法，即仅需要“看”一次就可以识别出图片中物体的 **class** 类别和边界框。**Yolov5** 是由 **Alexey Bochkovskiy** 等人在 **YOLO** 系列算法的基础上进行改进和优化而开发的，使其性能与精度都得到了极大的提升。

3.2 模型环境配置

于 CUDA 10.2 基础下：

- Python = 3.8.19
- torch = 2.3
- torchvision = 0.18.0
- gitpython = 2.40.1
- opencv-python = 4.9.0.80
- matplotlib = 3.7.5
- pandas = 2.0.3

模型从<https://github.com/ultralytics/yolov5.git> 克隆下来，然后在本地进行配置。

3.3 模型训练

模型训练是在 **train.py** 文件中进行的，训练时可以同时输入 **data**¹、**cfg**²和 **weight**³文件；或是 **epochs**⁴和 **batch size**⁵。

如下图：

¹文件中包含了训练集和验证集的路径，以及所有的标注种类

²文件中包含了模型的参数，如学习率、batch size 等

³文件中包含了预训练模型的权重

⁴训练的次数

⁵每次训练的图片数量

```
python train.py --data coco.yaml --epochs 300 --weights '' --cfg yolov5n.yaml --batch-size 128
yolov5s 64
yolov5m 40
yolov5l 24
yolov5x 16
```

图 3-1 YOLOv5 目标检测模型的训练命令

3.4 测试自己制作的数据集

从网上找寻了 30 张宝可梦的图片，然后通过 **labelImg** 工具⁶标注这些图片中比较常见的宝可梦，如皮卡丘、杰尼龟等，然后将这些图片和标注文件放入到一个文件夹中。最后通过 **YOLOv5** 模型进行训练，得到了一个可以识别这些宝可梦的模型，因为数据集比较小，所以模型的识别率不是很高。

训练结果示例：



图 3-2 YOLOv5 目标检测模型的训练结果

⁶LabelImg 是一个开源的图像标注工具，用于创建图像数据集时标记图像中的对象边界框

3.5 实现原理

YOLOv5 首先会在输入端中将输入图片进行预处理，图像大小调整为模型所需的大小，进行归一化操作，及将像素值缩放到 0 到 1 之间。

然后将图片输入到 **backbone 网络**⁷中，**backbone 网络**会将图片的特征提取出来，然后将这些特征输入到 **neck 网络**⁸中，**neck 网络**会将不同层次的特征进行融合，然后将这些特征输入到 **head 网络**⁹中，**head 网络**会将图片中的物体进行预测，得到物体的类别和边界框。

下图为 **YOLOv5** 的网络结构：^{10 11 12 13 14 15 16}

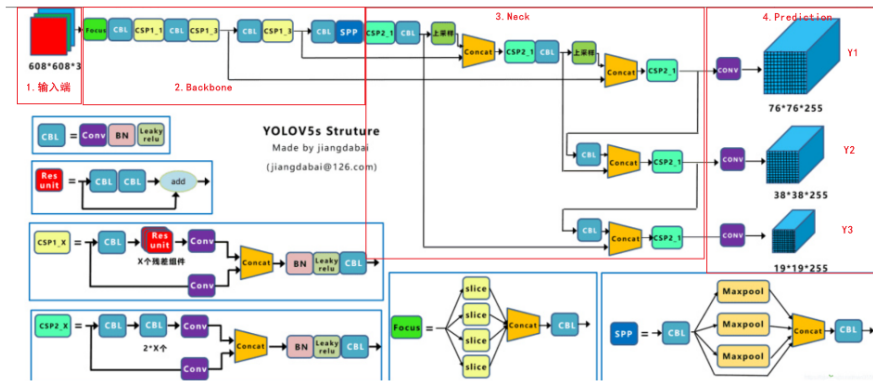


图 3-3 YOLOv5 的网络结构

⁷backbone 网络是一个特征提取网络，用于提取图片的特征

⁸neck 网络是一个特征融合网络，用于将不同层次的特征进行融合

⁹head 网络是一个预测网络，用于预测图片中的物体

¹⁰CPL：由卷积 Conv+ 批量归一化 BN+ 激活函数 Leaky Relu 组成，用于在特征提取的过程中增加网络的信息传递能力。CPL 通过在不同阶段的特征图之间进行部分连接，使得网络可以更充分地利用低级和高级特征，从而提高模型的性能。

¹¹CSP1：由 CBL 模块、Res unit 模块以及卷积层 Concat 组成。CSP1 是 CPL 的一种变体，它在 CPL 的基础上引入了跨阶段的残差连接，以进一步增强网络的信息传递能力。CSP1 可以有效地减少网络中的计算量，提高模型的效率。

¹²CSP2：不再使用 Res unit，由卷积层 CBL 模块 Concat 组成。CSP2 引入了路径重排的技术，以重新排列网络中的路径，使得前向和后向传播之间的信息流更加平滑和高效。这种路径重排有助于减少网络中的计算量，提高模型的速度和效率。CSP2 同样也进行了路径融合 (Path Fusion)，即在不同路径之间进行信息融合，以使网络可以更充分地利用低级和高级特征。这种路径融合有助于提高模型对目标的检测和识别能力。CSP1 也具有类似的路径融合机制。

¹³SPP 是一种用于空间金字塔池化的技术，它能够在不同尺度下提取图像的局部特征。SPP 在 YOLOv5 中用于提取特征图的空间信息，从而使得模型可以更好地检测不同尺度和大小的目标。

¹⁴Focus：对图像进行切片后再 Concat

¹⁵上采样：利用元素复制扩充的方法使得特征图尺寸扩大，例如线性插值。

¹⁶Concat：张量拼接，会扩充两个张量的维度，实现多尺度特征融合。

第四章 NeRF

4.1 模型简介

NeRF (Neural Radiance Fields) 是一种用于三维重建的深度学习模型，它可以从二维图像中重建出高质量的三维场景。**NeRF** 的核心思想是利用神经网络来建模场景中每个空间点的辐射亮度和密度，从而实现对场景的准确重建。

4.2 模型环境配置

于 CUDA 10.2 基础下：

- Python = 3.7.1
- cudatoolkit = 10.0.130
- tensorflow = 1.14.0
- numpy = 1.21.5
- imageio = 2.19.3
- configargparse = 1.4

模型从<https://github.com/bmild/nerf.git> 克隆下来，然后在本地进行配置。

4.3 模型训练

模型训练是在 `run_nerf.py` 文件中进行的，需要同时输入配置文件的相对路径，配置文件中包含了 **实验名称** (expname)，**基础目录** (basedir)，**数据集路径** (datadir)，**数据集类型** (dataset_type) **采样参数**、**使用视角方向信息** 等模型训练和数据配置信息。

4.4 训练结果

先在 730 显卡的电脑上配置环境并尝试训练，但因预计训练结束时间要 20 左右，后改为在 3080 显卡的电脑上重新配置环境。在重新配置环境时遇到一些版本冲突的问题，因为 3080 显卡的电脑上的 CUDA 版本是 12.3，不能与原配置的 **tensorflow** 版本 1.14.0 兼容，所以需要重新配置环境。最后在 3080 显卡的电脑上重新配置环境并训练，但最后的预计训练结束时间人在一天左右，所以在 **github** 上找到了另外一个模型 **NeRF Pytorch** (详情见第 5 章 NeRF Pytorch)。

4.5 实现原理

4.5.1 NeRF 的核心思想

简单一点理解可以把 **NeRF** 看作是用**深度全连接神经网络** (deep fully-connected neural network, MLP)¹⁷去学习并训练一个静态 3D 场景, 实现复杂场景的任意新视角合成 (渲染)。NeRF 的核心思想是将静态场景表示为 5D 函数, 即每个空间点 $\mathbf{x}(x, y, z)$ 和方向 $\mathbf{d}(\theta^{18}, \phi^{19})$ 都对应一个**颜色** (RGB) 和**密度** (σ)。

4.5.2 输入模型前的准备

NeRF 的输入是一条被 5D 函数 (即即每个空间点 $\mathbf{x}(x, y, z)$ 和方向 $\mathbf{d}(\theta, \phi)$ 代表的射线, 输出是射线上每个点的颜色和密度。其中方向 $\mathbf{d}(\theta, \phi)$, 在进入模型前将先会被展开成**三维笛卡尔坐标** (3D Cartesian) 系下的单位向量 \vec{u} 。这种单位向量可以用来表示一个方向, 它有着确定的 x, y, z 三个分量, 记为 (u_x, u_y, u_z) 。由于是单位向量, 所以这三个分量要满足 (公式 2.1):

$$u_x^2 + u_y^2 + u_z^2 = 1 \quad (4-1)$$

(u_x, u_y, u_z) 具体的计算公式如下 (公式 2-2):

$$\begin{aligned} u_x &= \sin(\theta) \cos(\phi) \\ u_y &= \sin(\theta) \sin(\phi) \\ u_z &= \cos(\theta) \end{aligned} \quad (4-2)$$

在进入模型前, 通常还会先将空间点 $\mathbf{x}(x, y, z)$ 和方向 $\mathbf{d}(u_x, u_y, u_z)$ 通过**位置编码** (positional encoding)²⁰映射到更高维的周期性函数空间²¹中, 以增加模型的

¹⁷通常被称为多层感知机 (multilayer perceptron) 或 MLP, 没有卷积层 (convolutional layers), 由全连接层 (fully connected layer) 和激活函数 (activation function) 组成

¹⁸极角 (Polar Angle), 通常的取值范围是 0 到 π 之间, 通常表示从参考方向 (通常是参考坐标系的正方向) 到目标向量 (或目标位置) 的角度, 简单一点可以理解为与 z 轴的夹角

¹⁹方位角 (Azimuthal Angle), 通常的取值范围是 0 到 2π 之间, 通常表示目标向量在参考平面上投影与参考方向的夹角, 简单一点可以理解为在 xy 平面上与 x 轴的夹角

²⁰位置编码是一种将空间位置信息映射到更高维的空间中的技术, 它可以帮助模型更好地理解空间位置信息, 从而提高模型的性能。

²¹周期性函数空间是指由周期函数构成的函数空间。一个周期性函数 $f(x)$ 是指满足 $f(x+T) = f(x)$ 的函数, 其中 T 是一个常数, 称为周期。

表达能力。转换公式示例如下（公式 2-3）：

$$r(x) = (\sin(2^0\pi x), \cos(2^0\pi x), \sin(2^1\pi x), \cos(2^1\pi x), \dots, \sin(2^{L-1}\pi x), \cos(2^{L-1}\pi x)) \quad (4-3)$$

及将一个一维向量 x 映射到一个 $2L$ 维的向量，在论文中作者对空间点 $x(x, y, z)$ 转换成了 60 维的向量，即 $L = 10$ ， $3 \times 2L(L = 10) = 60$ ，同时将方向 d 从三维 (ux, uy, uz) 转换成了 24 维的向量，即 $L = 4$ ， $3 \times 2L(L = 4) = 24$ 。（详情见图 2-5）。下图为论文实验时使用位置编码和不使用位置编码的对比图：

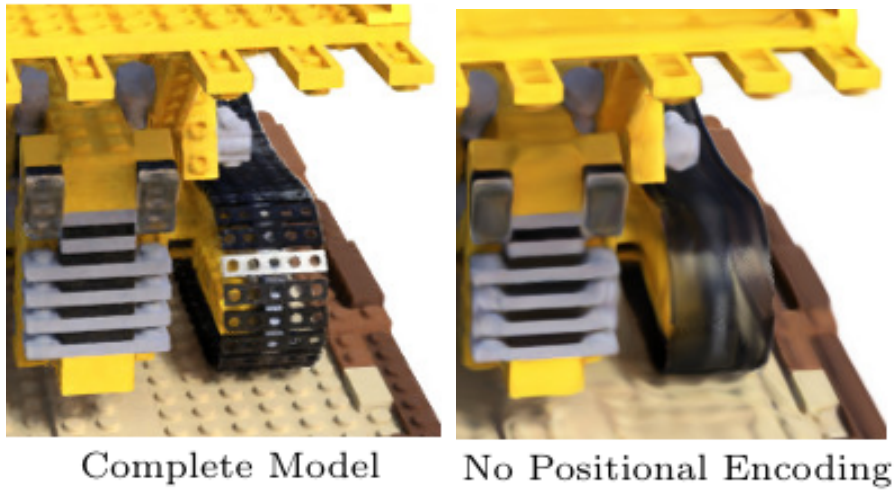


图 4-1 使用位置编码和不使用位置编码的对比图

从上图中可以看出在使用了位置编码后，模型在细节的表达中会更好，尤其是在凹凸不平的地方，而不使用位置编码的模型在这些地方会变得模糊。

在实际使用位置编码时除了上述公式中的 $2L$ 维向量外，有时还会加上一个维度为 1 的向量和表示其本身的向量进行拼接成为 $2L + 2$ 维的向量（论文的实验中并未使用 $2L + 2$ 维的向量，这里仅仅只是补充说明），这两个向量的加入可以帮助模型更好的学习低频平滑部分，同时提高模型的灵活性。加入后的新向量如下（公式 2-4）：

$$r(x) = (\sin(2^0\pi x), \cos(2^0\pi x), \sin(2^1\pi x), \cos(2^1\pi x), \dots, \sin(2^{L-1}\pi x), \cos(2^{L-1}\pi x), x, 1) \quad (4-4)$$

4.5.3 模型设计与输出

空间点 $x(x, y, z)$ 通过位置编码升维过后的高维向量会先进入**深度全连接神经网络**（MLP）中，在经过多层的**全连接层**和**激活函数** (Activation Function)²²后，

²²激活函数的作用是在神经网络中引入非线性因素，使得整个网络由线性变换的组合升级为非线性变换的组合，从而能够拟合更加复杂的映射函数。没有激活函数，即使是深层网络，最终的

最后输出密度（ σ ）和一个维度和之前全连接层维度相同的中间特征向量，中间特征会和三维方向向量 d 通过位置编码升维过后的高维向量一起输入到额外的全连接层中去预测颜色（RGB）。示例如下图：

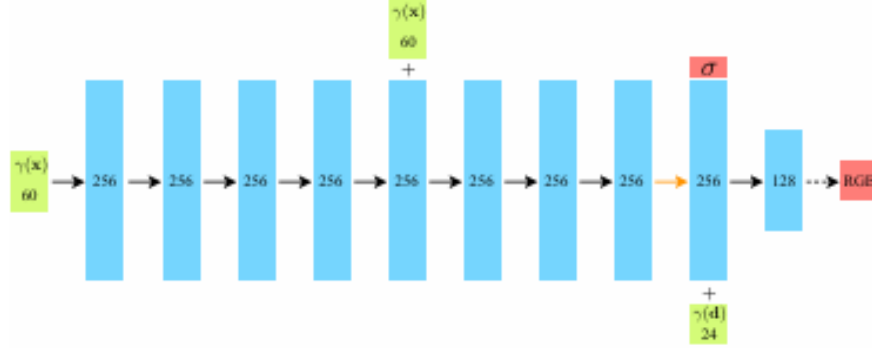


图 4-2 NeRF 中的 MLP 结构示例

在论文中（如上图）作者使用了 8 层的全连接层，每层的隐藏单元数为 256，激活函数为 **ReLU**（Rectified Linear Unit），空间点 $x(x, y, z)$ 在进入这个 8 层的全连接层后输出了密度（ σ ）和一个维度为 256 的中间特征向量。这个中间特征向量和和方向 d 一起进入一层额外的全连接层中去预测颜色（RGB），这个额外的全连接层包含了激活函数 ReLU 和 128 个隐藏单元。

其中第一个全连接层的权重矩阵大小为 60×256 ，及 60 维的输入向量在进入全连接层后会变成 256 维的向量，运算公式如下（公式 2-5）：

$$\begin{aligned}
 x &= \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_{59} & x_{60} \end{bmatrix} \\
 w &= \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,255} & w_{1,256} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,255} & w_{2,256} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{59,1} & w_{59,2} & \dots & w_{59,255} & w_{59,256} \\ w_{60,1} & w_{60,2} & \dots & w_{60,255} & w_{60,256} \end{bmatrix} \\
 x \times w &= y = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \dots & y_{255} & y_{256} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{4-5}$$

$$\text{where: } y_n = x_1 w_{1,n} + x_2 w_{2,n} + \dots + x_{59} w_{59,n} + x_{60} w_{60,n} + b_n$$

第二到第五个全连接层的权重矩阵大小为 256×256 。但在进入第 6 个全连接层之前，又输入了一个与初始输入相同的 60 维向量，所以第 6 个全连接层的输入为一个 316 维的向量，输出为 256 维的向量，所以第六个全连接层的权重矩阵大小为 316×256 。第七与第八个全连接层的权重矩阵大小为 256×256 。第 9 输出也只能是输入的线性组合，表达能力是有限的。

个全连接层在输入时除了 256 维的中间向量以外还输出了密度 (σ), 及输出了一个 257 维的向量, 所以第九个全连接层的权重矩阵大小为 256×257 。第十个全连接层的输入除了刚刚提到的 256 维的中间向量以外, 24 维的经过位置编码升维过后的 24 维方向向量也进入了模型所以第十个全连接层的输入是 280 维的向量, 且输出为 128 维的向量, 所以第十个全连接层的权重矩阵大小为 280×128 。最后这个 128 维向量在进入一个 128×3 的权重矩阵后输出了三维的颜色 (RGB)。

上文还提到了, 在全连接层中同时也用到了 ReLU (Rectified Linear Unit) 这种激活函数, ReLU 激活函数的公式如下 (公式 2-6):

$$f(x) = \max(0, x) \quad (4-6)$$

表面上来看 ReLU 只是简单的将小于 0 的值截为 0, 但实际上它引入了一个分段线性的非线性函数:

1. 当输入大于 0 时, $\text{ReLU}(x)=0$, 输出是一个常量
2. 当输入小于 0 时, $\text{ReLU}(x)=x$, 输出与输入是线性关系

这两个分段线性区域的接合点 ($x = 0$) 引入了一个折线的不连续点, 使得整个映射函数不再是单纯的线性方程, 而具有了非线性的性质。如下图 (图 2-6):

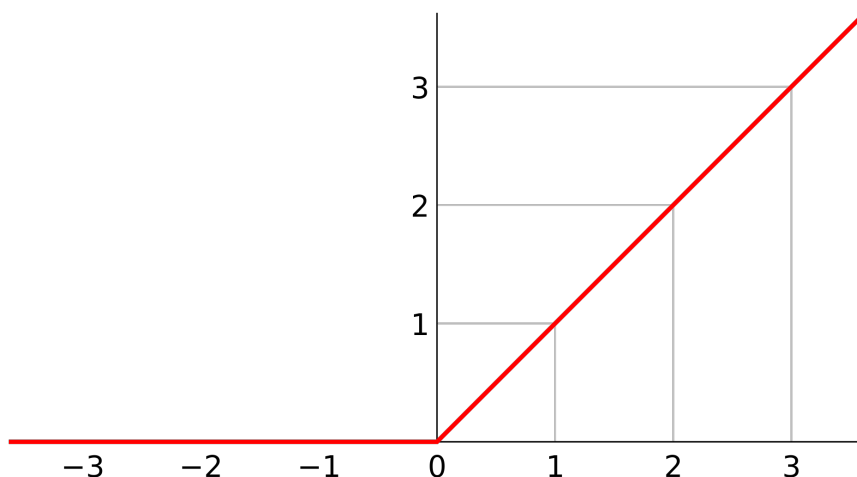


图 4-3 ReLU 激活函数示例

4.5.4 渲染 (Rendering)

NeRF 使用了经典的**体积渲染** (Volume Rendering) 技术, 即通过对每个射线上的点进行采样, 然后将采样点的颜色和密度进行加权平均, 从而得到整个射线的颜色。相机射线 $r(t) = o + td$ (其中 o 是射线的起点, d 是射线的方向向量, t

是参数) 在近端和远端界限 t_n 与 t_f 之间的预期颜色 $C(r)$ 可表示为 (公式 2-7):

$$C(r) = \int_{t_n}^{t_f} T(t) \sigma(r(t)) c(r(t), d) dt \quad (4-7)$$

其中 σ 是之前在模型中预测的密度, $\sigma(r(t))$ 是沿着光线 r 在位置 t 处的体密度值, 因为 $r(t)$ 是一个点在空间中的位置, 所以 $\sigma(r(t))$ 也可以更简单的理解为在点 (x, y, z) 在密度。 $c(r(t), d)$ 是沿着光线 r 在位置 t 处的颜色其实也就是上文模型中预测的颜色。 $T(t)$ 是累积的透射率 (Transmittance)²³, 在论文中作者使用了一个指数函数 (如 $y = a^x$) 来表示透射率, 即 (公式 2-8):

$$T(t) = \exp\left(-\int_{t_n}^t \sigma(r(s)) ds\right) \quad (4-8)$$

将这三个因素相乘, 我们得到:

- 该点存在物体的概率 (σ)
- 如果存在物体, 它的颜色是什么 (c)
- 有多少光线实际上能到达这一点并返回到相机 (T)

这个乘积给出了射线上该特定点对最终渲染颜色的精确贡献。积分则将沿射线的所有这些贡献累加起来, 形成最终的像素颜色。

因为直接计算积分是不可行的, 所以论文中作者提出了一种分层抽样 (Stratified Sampling) 的方法, 即将光线 $r(t)$ 分成 N 个区间, 然后在每个区间中随机采样一个点。如下图

$$t_i \sim U\left(t_n + \frac{i-1}{N}(t_f - t_n), t_n + \frac{i}{N}(t_f - t_n)\right) \quad (4-9)$$

其中:

- t_n 表示积分区间的起始点
- t_f 表示积分区间的终点
- N 表示分层抽样的层数
- $U(a, b)$ 表示在区间 $[a, b]$ 上均匀分布的随机变量

²³ 光线通过一个透明或半透明物体时的透过程度, 透射率越高, 物体越透明, 透射率越低, 物体越不透明, 它是一个在 0 到 1 之间的值, 表示光线通过物体时的损失程度。

- $t_i \sim U(a, b)$ 表示变量 t 服从 (is distributed as) 区间 $[a, b]$ 上的均匀分布

最后再通过**求积规则** (quadrature rule) 去计算, 即对于每个射线 r , 最终的颜色 $C(r)$ 计算如下 (公式 2-9)

$$\hat{C}(r) = \sum_{i=1}^N T_i (1 - \exp(-\sigma_i \delta t_i)) c_i$$

其中:

$$T_i = \exp\left(-\sum_{j=1}^{i-1} \sigma_j \delta t_j\right) \quad (4-10)$$

$$\delta_i = t_{(i+1)} - t_i$$

公式中的 δ_i 表示了每个样本之间的距离。至此我们利用构造出可微的函数来估计积分, 得到图像的每个像素对应的相机射线上的颜色表达。

第五章 NeRF Pytorch

5.1 模型简介

NeRF Pytorch 与 **NeRF** 的核心思想是一样的，都是用神经网络来建模场景中每个空间点的辐射亮度和密度，从而实现对场景的准确重建。**NeRF Pytorch** 中从原本使用的 **Tensorflow** 框架转换成了 **Pytorch** 框架，同时也对模型的一些细节进行了调整，使得模型的训练速度更快，同时也提高了模型的性能。

5.2 模型训练

使用此模型的原因是 **NeRF** 模型的训练时间太长，所以在 **github** 上找到了一个 **NeRF Pytorch** 的模型，这个模型的训练时间比 **NeRF** 模型短很多，且训练效果和使用与 **NeRF** 模型相差不大。在训练时只需要输入配置文件的相对路径，配置文件中包含了**实验名称**（`expname`），**基础目录**（`basedir`），**数据集路径**（`datadir`），**数据集类型**（`dataset_type`），**采样参数**，**使用视角方向信息**等模型训练和数据配置信息。也可使用预先训练好的模型进行训练或渲染，调用预训练模型需输入**配置文件**（`config`）。

5.3 训练结果

在 3080 显卡的电脑上训练自带的数数据，最后的预计训练结束时间在 6 小时左右。训练完成后输出了 25 张从各个角度渲染的图片，如下图：



图 5-1 NeRF Pytorch 模型的训练结果

第六章 NeRF Studio

6.1 模型简介

NeRF Studio 是一个基于 **NeRF** 的三维重建工具，**NeRFStudio** 提供了一个图形用户界面，帮助用户更轻松地使用 **NeRF** 模型，包括处理视频数据以及生成点云、网格和渲染视频等操作。**NeRF Studio** 整合了大量 **github** 上的开源项目的 **NeRF** 模型，使得用户可以更加方便的使用 **NeRF** 模型。以下是一些 **NeRF Studio** 中包含的知名 **NeRF** 模型：

- 原始 NeRF：基础的神经辐射场模型。
- Instant-NGP：来自 NVIDIA 的快速 NeRF 训练方法。
- Nerfacto：NeRFStudio 的默认方法，结合了多个改进。
- Mip-NeRF：处理多尺度问题的 NeRF 变体。
- TensoRF：用于快速重建的张量分解方法。
- LERF：结合语言和视觉信息的 NeRF 模型。
- K-Planes：基于平面的 NeRF 表示方法。

6.2 模型环境配置

于 CUDA 12.2 基础下：

- Python = 3.11.7
- cudatoolkit = 12.1.0
- torch = 2.3.0
- torchaudio = 2.3.0
- torchvision = 0.18.1

然后还需配置 **ninja** 与 **tiny-cuda**，可使用以下命令进行安装：

```
pip install ninja git+https://github.com/NVlabs/tiny-cuda-nn/
```

如果两个一起安装出现问题，也可以分开安装。接下来可以直接在终端中输入以下命令进行安装 **NeRF Studio**：

```
pip install nerfstudio
```

如果想获取最新版本的 **NeRF Studio**，可以在 **github** 上找到 **NeRF Studio** 的源代码，然后在终端中输入命令进行安装，如下：

```
git clone https://github.com/nerfstudio-project/nerfstudio.git
cd nerfstudio
pip install -e .
```

完成即安装成功。

6.3 预设数据训练

6.3.1 数据准备

在项目 **github** 上有链接可以前往 **google drive** 下载预设数据，下载后将数据放入到任意文件夹中（因为 **NeRF Studio** 是直接下载在电脑上的，所以不用放入到 **NeRF Studio** 文件夹中），然后在终端中输入：

```
ns-train \{ 想要使用的 nerf 模型 \} --data \{ 输入文件相对坐标 \}
```

命令进行训练。训练时可以通过终端上显示的网址进入到网页中查看训练的进度。

6.3.2 训练输出

训练完成后会训练时的位置上生成一个 **outputs 文件夹**，**outputs** 文件夹中会包含所有训练时使用过的输入文件名。进入以输入文件名为名字文件后会出现该输入文件使用过的训练模型。进入以模型命名的文件后会出现以不同时间进行命名的文件，文件里包含了文件名上时间的训练结果，里面主要包含**配置文件**（**config.yml**）。

6.3.3 可视化

在训练时便可以通过终端上出现的网页查看训练的进度，并可以看到训练的效果。如果在训练完成后想要查看训练的效果，可以在终端中输入：

```
ns-viewer --load-config { 配置文件位置 / config.yml }
```

然后便可以在终端上的网页中查看训练的效果。

6.3.4 点云和 mesh 图的生成

点云图和 **mesh 图**的生成都会通过 **ns-export** 命令进行，只是在命令后面加上不同的参数即可。但具体使用时需要输入的参数太多，不建议自己去配置和输

入。在训练时给出的网页上，进入后有边会有 **Control**、**Render**、**Export** 三个板块，如下图：

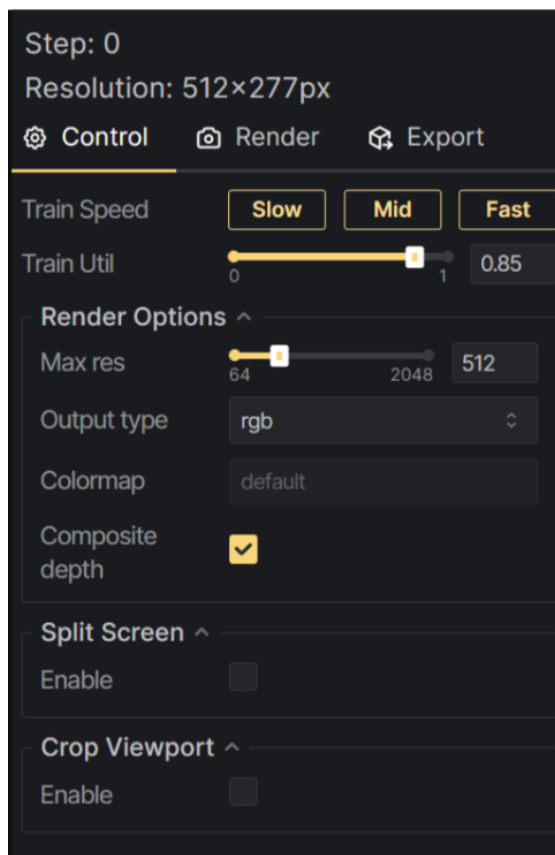


图 6-1 NeRF Studio 的网页界面的一部分

点击进入 **Export** 界面，在 Export 下会有 **Point Cloud** 和 **Mesh** 两个按钮，最下方有一个 **Generate Command** 按钮，点击后会出现一个命令，将这个命令复制到终端中运行即可生成点云或 mesh 图。在点击 **Generate Command** 按钮前建议先勾选 **Crop** 按钮，点击后左侧的训练界面中会裁剪掉非主体的部分，在输出点云或 mesh 图时也会同样裁剪掉。实际尝试使用时如果没有勾选 **Crop** 按钮，输出的点云或 mesh 图会非常的差。如下图：

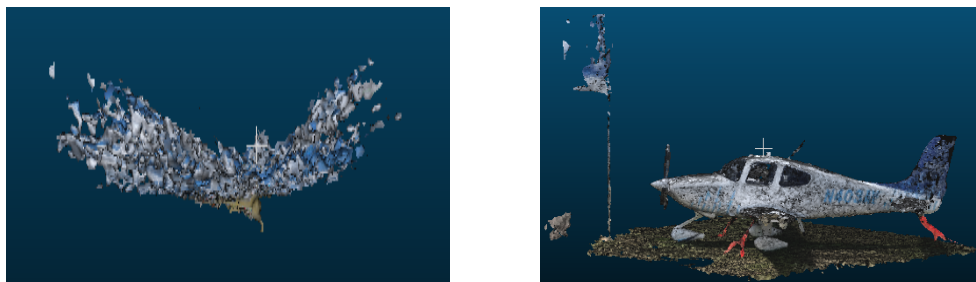


图 6-2 左图为未勾选 **Crop** 按钮后的输出，右图为勾选 **Crop** 按钮后的输出

6.3.5 渲染视频

渲染视频是通过 **ns-render** 命令进行，与点云和 mesh 图的生成一样，也需要在后面加上不同的参数，且也可以在训练的网页上直接生成命令。在训练网页（如图6-1所示）中点击 **Render** 板块，最下方有一个 **Generate Command** 按钮，点击后会出现一个命令，将这个命令复制到终端中运行正常的话应该就可以得到渲染视频。

但我自己在最开始实际使用的时候发生了报错，在经过解读代码后发现是因为预设数据中的 **camera_path.json** 文件中的 **camera_path** 为空。为了解决这个问题在经过查找资料后发现解决办法：

- 在终端输入：

```
ns-export cameras --load-config {配置文件位置/config.yml}
--output-dir poses
```

- 运行结束后在输出文件夹中会生成 **transforms_train.json** 和 **transforms_val.json** 两个文件。
- 需要将这两个视频转换成 **camera_path.json** 文件，我使用了以下 python 代码：

```
import json
import numpy as np
from pathlib import Path

def ind(c2w):
    if len(c2w) == 3:
        c2w += [[0, 0, 0, 1]]
    return c2w

train_transforms = json.loads(
    open('poses/transforms_train.json').read()
)
eval_transforms = json.loads(
    open('poses/transforms_eval.json').read()
)
transforms = train_transforms + eval_transforms
```

```

print(transforms)

out = {
    'camera_type': 'perspective',
    'render_height': 1080,
    'render_width': 1920,
    'seconds': len(transforms),
    'camera_path': [
        {'camera_to_world': ind(pose['transform']), 'fov': 50,
        'aspect': 1, 'file_path': pose['file_path']}
        for pose in transforms
    ]
}

outstr = json.dumps(out, indent=4)
with open('camera_path.json', mode='w') as f:
    f.write(outstr)

```

然后再终端中运行此 python 代码，即可生成 **camera_path.json** 文件。

- 最后将原文件夹中的 **camera_path.json** 文件替换成新生成的 **camera_path.json** 文件，再次运行网页中生成的 **ns-render** 命令即可得到渲染视频。

6.4 制作数据进行训练

6.4.1 数据准备

选择了我钥匙上的一个小挂件，绕其周围拍摄了一圈，拍摄时需要注意相机与物体之间的距离要尽量保持一致。拍摄完成后将图片放入到一个文件夹中，为读取相机做准备。

6.4.2 数据处理

在 NeRF Studio 中有一个可以处理数据的工具，可以将图片和视频通过 Colmap 处理成需要的数据。使用方式及在终端中输入：

```
ns-process-data {images 或者 video} -data {输入文件相对坐标} -output-dir {输出文件相对坐标}
```

在我的训练中使用此工具是从视频中仅匹配成功两张照片，所以没有使用这种方法。另外一种处理数据的方法是通过 **Colmap**（详情见第 7 章 Colmap），这种方法

法会比前一种方法复杂一点。首先打开 **Colmap** 软件，在 **Colmap** 软件上方点击 **Automatic Reconstruction**。在 **Workspace folder** 中选择想要输出的文件夹，然后在 **Image folder** 中选择存放图片的文件夹，接着在 **Data type** 中选择对应的数据类型，最后点击 **Run** 即可，随后会在 **Workspace folder** 中生成一些文件夹，里面包含了处理后的数据。但还是会缺少一些 **NeRF Studio** 需要的文件，所以需要去通过一些其他操作去生成。首先要回到 **Colmap** 软件中，在没有关闭之前的数据的情况下，点击 **File**，然后点击 **Export model as text**，在弹出的窗口中选择 **Export cameras**。这样就会在输出文件夹中生成一个 **colmap_txt** 文件夹，里面会包含 **cameras.txt**，**images.txt**，**points3D.txt**，和 **project.ini** 四个文件。然后需要去网上下载一个 **colmap2nerf.py** 文件，将这个文件放到和 **colmap_txt** 文件夹同级目录下，然后在终端中运行 **colmap2nerf.py** 文件，即可得到 **transform.json** 文件。最后运行 **ns-train**，并将 **Colmap** 使用时选择的 **Workspace folder** 文件夹为 **-data** 的参数，即可开始训练。

6.4.3 数据训练和输出

数据训练和输出的方法与预设数据训练和输出的方法一样详情见6.3。

6.4.4 自制数据训练结果

点云图：



图 6-3 点云输出结果

mesh 图：



图 6-4 mesh 输出结果

6.4.5 航拍数据训练结果

点云图：



图 6-5 点云输出结果

mesh 图:

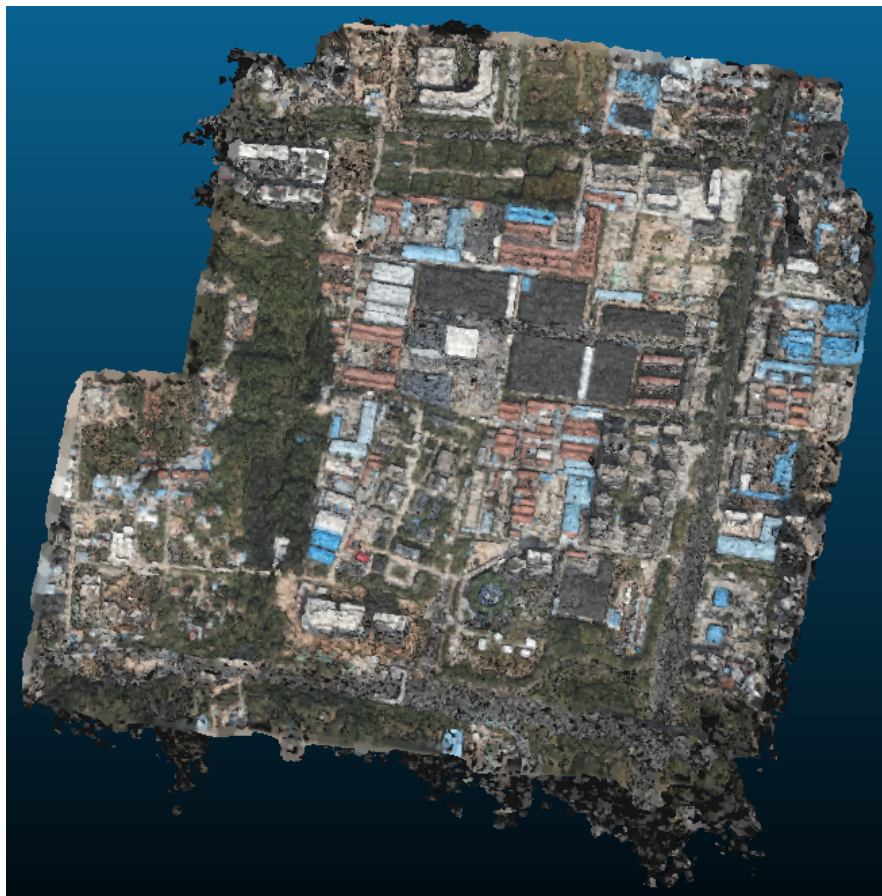


图 6-6 mesh 输出结果

第七章 Colmap

7.1 Colmap 简介

Colmap 是一个基于 **SfM** (Structure from Motion) 和 **MVS** (Multi-View Stereo) 的开源软件，用于从图像序列中重建稀疏或密集的三维模型。**Colmap** 支持多种输入数据类型，包括图像、视频、点云和深度图。**Colmap** 还支持多种输出数据类型，包括稀疏点云、稠密点云、网格、相机参数、深度图和语义分割等。Colmap 的主要功能包括：

- 从图像序列中重建稀疏或密集的三维模型
- 从视频序列中重建稀疏或密集的三维模型
- 从点云中重建稠密的三维模型
- 从深度图中重建稠密的三维模型
- 从图像中重建稠密的三维模型
- 从图像中重建语义分割

7.2 Colmap 下载

官网下载链接：<https://colmap.github.io/install.html>，根据自己的操作系统进入不同的页面，再根据页面中的步骤下载即可。

7.3 通过视频或图片生成点云

在 **Colmap** 界面中（如图 7-1），点击 **Reconstruction**：

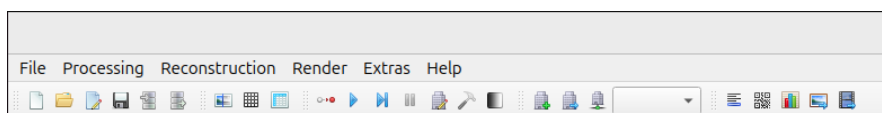


图 7-1 Colmap 界面

然后点击 **Automatic Reconstruction**。随即将会跳出新界面（如图 7-2），在 **Workspace folder** 中选择想要输出的文件夹，在 **Image folder** 中选择存放图片的文件夹，接着在 **Data type** 中选择对应的数据类型（通常为 **Individual images** 或

Video frames)，最后点击 **Run** 即可，随后会在 **Workspace folder** 中生成一些文件夹，里面包含了处理后的数据。

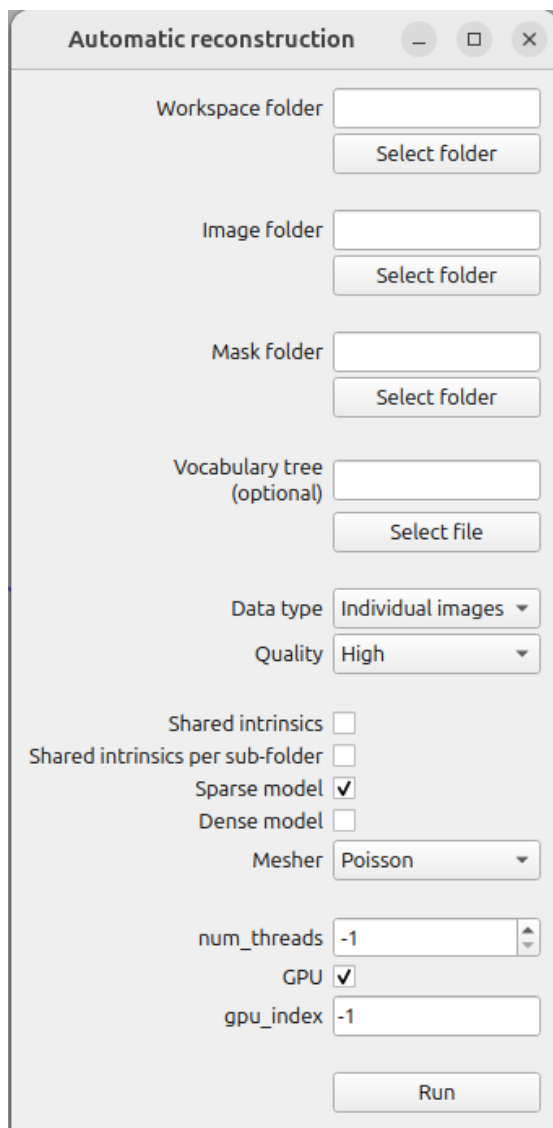


图 7-2 Automatic Reconstruction 界面

7.4 SIFT 算法

7.4.1 SIFT 算法简介

SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 是一种用于图像处理的算法，主要用于检测和描述图像中的局部特征。SIFT 算法的主要步骤包括：

- 构建高斯金字塔 (Gaussian Pyramid)
- 构造高斯差分金字塔 (Difference of Gaussian Pyramid)
- 关键点检测与定位
- 关键点方向分配
- 关键点生成特征描述

SIFT 算法的主要特点是对图像的尺度、旋转和亮度变化具有不变性，因此在图像配准、目标识别和三维重建等领域有着广泛的应用。

7.4.2 背景与历史

SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 算法由 Univeristy of British Columbia (UBC) 的 David Lowe 教授在 1999 年提出，是图像处理和计算机视觉领域的一项关键技术。该算法专门设计用于检测和描述图像中的局部特征，同时保持对图像尺度、旋转和亮度变化的不变性。这种不变性使得 SIFT 算法在图像配准、目标识别和三维重建等多个领域中得到了广泛应用。SIFT 算法的核心优势在于其对图像尺度、旋转和亮度变化的鲁棒性，这为图像分析任务提供了强大的支持。算法的流程包括几个关键步骤：

- 尺度空间极值检测以识别潜在的关键点
- 精确的关键点定位以提高检测的准确性
- 关键点的方向确定，确保特征描述的一致性
- 关键点描述的生成，为后续的图像匹配和识别任务提供特征向量

然而，SIFT 算法也存在一些局限性。主要缺点是其相对较高的计算复杂度，这要求较为强大的计算资源来处理大规模图像数据集。尽管如此，SIFT 算法的高

效性和鲁棒性（Robustness）²⁴使得其在图像处理和计算机视觉领域仍然具有重要的地位。尽管 SIFT 算法已经有 20 多年的历史，但其在图像特征提取和匹配方面的优势仍然被广泛认可，并且在许多领域中仍然是一种重要的技术。

7.4.3 SIFT 算法原理

第一步：高斯金字塔的构建。

将原始图像作为高斯金字塔的第一层（即最底层），不进行任何修改。对每一层图像进行**高斯滤波**（Gaussian Blur，公式 7-1）²⁵。

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (7-1)$$

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y)$$

其中：

- L 表示高斯金字塔（Gaussian Pyramid）中的一个层级。高斯金字塔是通过对原始图像进行重复的高斯模糊和降采样操作生成的图像序列。L 可以表示金字塔中的某一层，也就是在特定尺度下的图像。
- G 表示高斯滤波器（Gaussian Filter）。在 SIFT 算法中，图像在构建高斯金字塔时会通过应用高斯滤波器进行模糊处理，以减少图像的高频信息。G 是这个滤波器的表示。
- I 表示图像的梯度（Gradient）。在 SIFT 中，用于计算关键点的主方向时，会计算图像的梯度信息，以便确定关键点的旋转不变性。梯度信息对于描述图像的局部特征方向是至关重要的。

然后对经过高斯滤波的图像进行**降采样**（Downsampling）²⁶，生成下一层的图像。重复的进行高斯滤波和降采样，直到达到所需的金字塔层数或者图像尺寸不再变化。

通过这个过程，原始图像被分解成一系列不同尺度的图像，每个尺度上的图像都是通过对前一个尺度图像进行高斯模糊和降采样得到的。这样的分解使得图像在不同尺度上都能够被有效地表示，从而为诸如特征检测、图像配准和目标识别等任务提供了基础。最后的高斯金字塔如下图所示：（图 7-3）

²⁴鲁棒性是指系统在面对异常情况时的稳定性和可靠性，即系统在面对异常情况时能够保持正常的运行状态，不会因为异常情况而崩溃或出现错误。

²⁵高斯滤波是一种线性平滑滤波器，它使用高斯函数作为卷积核。高斯滤波器的卷积核是一个二维的高斯函数，可以有效地去除图像中的高斯噪声。

²⁶降采样是一种减小图像尺寸的方法，通过减少图像的像素数量，可以减小图像的尺寸。降采样通常使用像素平均或其他插值方法来缩小图像，生成下一层的图像

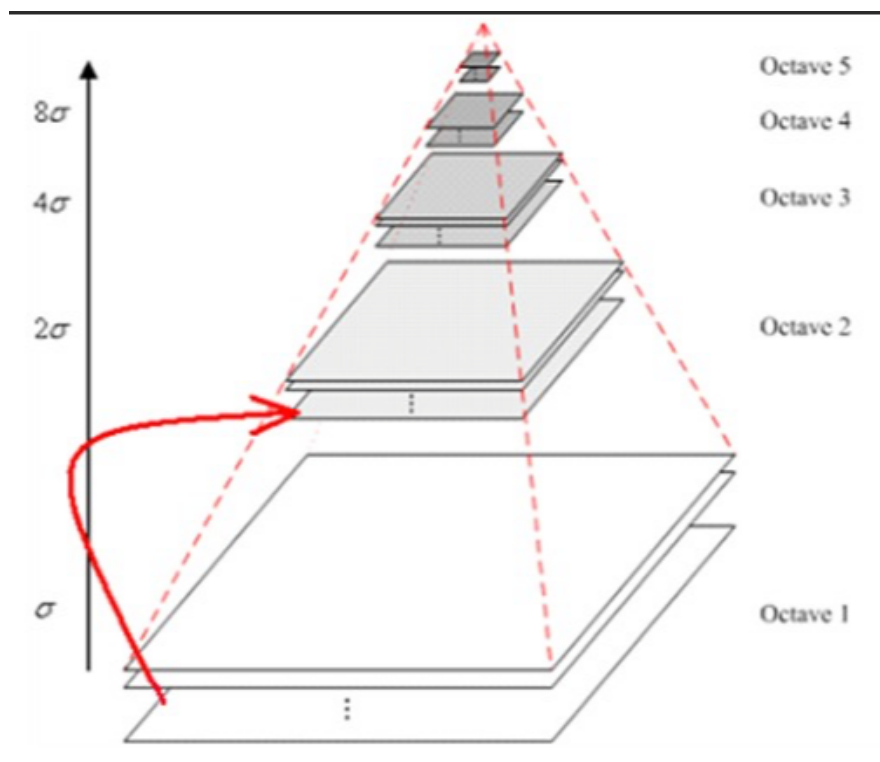


图 7-3 高斯金字塔

第二步：构造**高斯差分金字塔**（DOG，difference of gaussian）

在构建高斯金字塔的基础上，通过对相邻两层图像进行减法运算，得到一系列的高斯差分图像。高斯差分图像的构建过程如下：（公式 7-2）

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \quad (7-2)$$

其中 $G(x, y, \sigma)$ 和 $I(x, y)$ 的含义与公式 7-1 中相同， k 是一个常数，通常取值为 $\sqrt{2}$ ， $D(x, y, \sigma)$ 表示图像的差分（Difference），表示两个高斯模糊图像之间的差异。通过这个过程，我们可以得到一系列的高斯差分图像。

过程如下图：（图 7-4）

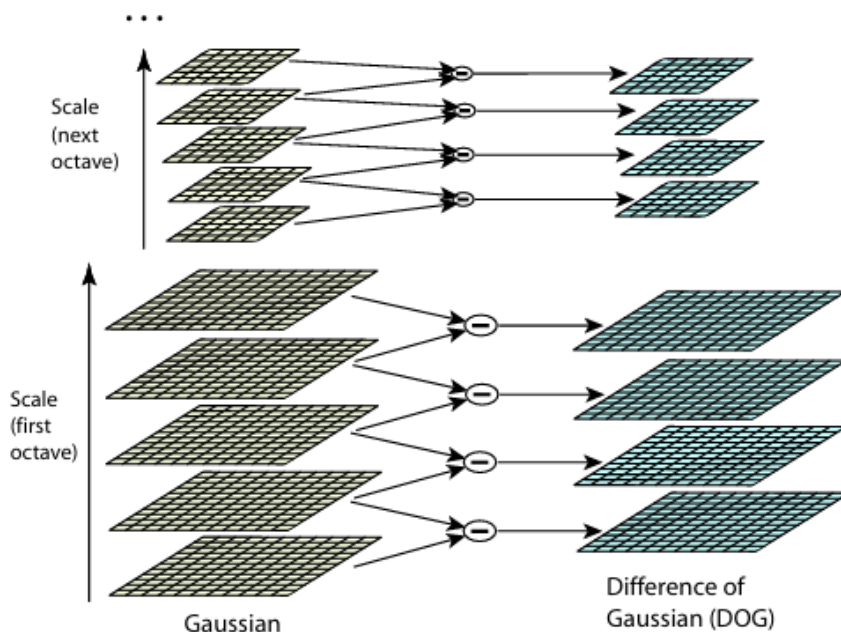


图 7-4 高斯差分金字塔

第三步：关键点的检测

在高斯差分金字塔中，我们可以通过检测**局部极值点**²⁷来确定关键点。在每个 **Octave**(八度)²⁸中，从第二层开始对每个像素点进行检测，判断其是否为局部极值点，及是否为周围 26 个像素点（包括上下层分别 9 个点和同层的 8 个像素点）中的最大值或最小值。那么这个点就是一个局部极值点。

接下来我们需要对关键点的位置进行精确定位，首先对每一个检测到的极值点 $X(x, y, z)$ 进行三元二阶泰勒展开式（Taylor Expansion）²⁹。公式如下（公式 7-3）：

$$D(X) = D + \frac{\partial D^T}{\partial X} X + \frac{1}{2} X^T \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} X \quad (7-3)$$

其中 D 是极值点的值， $\frac{\partial D^T}{\partial X}$ 是梯度向量， $\frac{\partial^2 D}{\partial X^2}$ 是 Hessian 矩阵。通过求解这个二次曲面的极值点，可以得到比原始 DoG 图像中检测到的更精确的关键点位置。这涉及到计算一阶导数为零的条件，并使用二阶导数来确定极值点的稳定性。

我们在图像中找到的局部极值点可能只是近似的极值点，真实的极值点可能位于局部极值点周围的某个位置。这是因为图像中的噪声、图像变化的不连续性以及离散化的像素值等因素可能会导致局部极值点的位置不够准确。为了解决这个问题，我们使用泰勒展开来对极值点周围的像素区域进行近似描述。通过

²⁷局部极值点是指在图像中的一个像素点，其值比周围像素点的值都要大或者都要小。

²⁸Octave 是高斯金字塔的组，每个 Octave 包含一系列的高斯模糊图像和高斯差分图像。

²⁹泰勒展开式是一种用多项式来逼近函数的方法，通过泰勒展开式可以将一个函数在某一点的邻域内用一个多项式来逼近。

泰勒展开，我们可以获得一个多项式，可以更准确地描述极值点周围像素的强度变化。然后，我们可以通过迭代优化来调整多项式的参数，以使其在该区域内的近似误差最小化，从而找到更准确的极值点位置。

第四步：关键点方向分配

在确定了关键点的位置之后，我们需要确定关键点的主方向。这是为了使得关键点对于旋转的变化具有不变性。在确定关键点的主方向时，我们首先计算关键点周围的梯度信息，然后通过对梯度信息进行加权，计算出关键点的主方向。

在计算关键点的主方向时，我们首先将关键点半径为 1.5σ 的邻域作为**方向直方图**（orientation histogram）³⁰。在方向直方图中划分 36 个方向区间，每个区间为 10 度。然后，我们对范围内的每个像素点计算其梯度方向，然后将梯度幅值加权到相应的方向区间中。梯度方向计算公式如下：（公式 7-4）

$$\begin{aligned} m(x, y) &= \sqrt{L(x+1, y) - L(x-1, y)^2 + L(x, y+1) - L(x, y-1)^2} \\ \theta(x, y) &= \tan^{-1}\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right) \end{aligned} \quad (7-4)$$

其中， $L(x, y)$ 为当前特征点， $m(x, y)$ 表示梯度幅值， $\theta(x, y)$ 表示梯度方向。

最后，我们统计方向直方图中的梯度方向分布，找到最大的峰值，这个峰值对应的方向就是关键点的主方向。

第五步：生成特征描述

在确定了关键点的位置和方向之后，我们需要生成关键点的特征描述。这个描述是一个向量，用来描述关键点周围的图像区域。在 SIFT 算法中，我们首先将关键点周围的图像区域划分为 $d \times d$ 个子区域，每个子区域划分为 8 个方向（每个方向 45 度）。每个子区域大小为 $m\sigma \times m\sigma$ 。（原论文中使用 $d=4, m=3$ ）如下图（图 7-5）：

³⁰方向直方图是一种用来描述数据中各个值的分布情况的图表。在 SIFT 算法中，我们将关键点周围的梯度方向分布到方向直方图中，然后通过统计直方图中的梯度方向分布，找到最大的峰值，这个峰值对应的方向就是关键点的主方向。

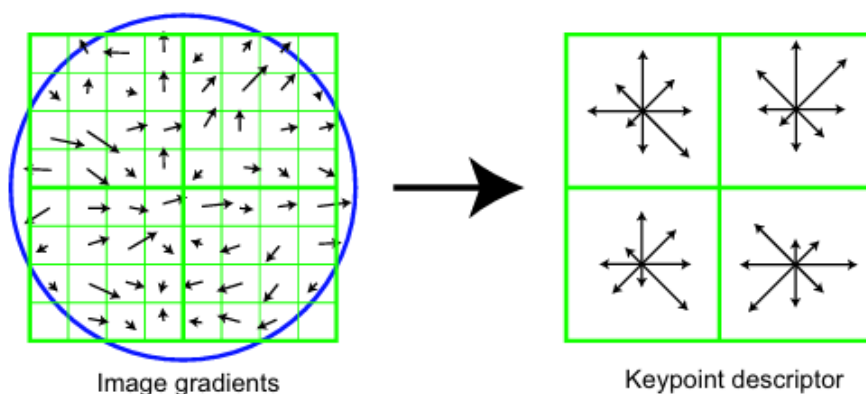


图 7-5 特征描述

接着旋转特征描述，和整个图的主方向的水平 x 轴平行。然后计算旋转后领域范围内像素的梯度方向和幅值，最后使用 **高斯加权 (Gaussian Weighting)**³¹ 得到了关键点的特征描述。最后将特征描述归一化，以减少光照、尺度和旋转等因素的影响。

7.4.4 SIFT 算法在 Colmap 中的应用

Colmap 中的 **SFM** (Structure from Motion) 和 **MVS** (Multi-View Stereo) 算法中都使用了 **SIFT** 算法。在 **SFM** 算法中，**SIFT** 算法用于检测和描述图像中的局部特征，以便在多个图像之间进行特征匹配。在 **MVS** 算法中，**SIFT** 算法用于检测和描述图像中的局部特征，以便在多个图像之间进行特征匹配。通过特征匹配，我们可以找到多个图像之间的对应关系，从而可以计算出相机的位姿和三维点的位置。

³¹ 高斯加权是一种用高斯函数对数据进行加权的方法，通过高斯加权，可以使得数据在中心附近的权重更大，而在边缘附近的权重更小。

7.5 SFM

7.5.1 SFM 简介

SFM (Structure from Motion) 是一种用于从图像序列中重建三维场景的技术。SFM 的基本思想是利用多个图像中的共同特征点, 通过匹配这些特征点并估计相机的位置和姿态, 来重建三维场景。SFM 算法的主要步骤包括:

- 特征提取: 从多个图像中提取共同的特征点
- 特征匹配: 对提取的特征点进行匹配, 找到多个图像之间的对应关系
- 相机定位: 通过特征匹配, 估计相机的位置和姿态
- 三维重建: 通过相机的位置和姿态, 计算出三维场景的结构

其中特征提取便是通过上文中的**SIFT**算法来实现的。SFM 算法在计算机视觉、机器人技术、增强现实等领域有着广泛的应用, 是一种重要的三维重建技术。

7.5.2 SFM 算法原理

在通过 **SIFT** 算法提取了图像中的特征点之后, 我们需要对这些特征点进行匹配。首先我们通过比较不同图像中特征点的描述符来寻找匹配点。通常, 我们会采用最近邻匹配策略, 为每个特征点找到其在其他图像中最相似的对应点。为了提高匹配的准确性, 我们还会使用距离比值测试来过滤掉那些不够显著的匹配。

此外, **RANSAC** 算法³²也被广泛应用于特征匹配中, 用于排除异常值和错误匹配, 确保我们获得准确的特征匹配结果。

在通过 **SIFT** 算法成功提取并匹配图像中的特征点之后, 我们接下来的任务是通过这些特征点匹配来估计相机的位置和姿态。这一关键步骤通常采用 **PnP** (Perspective-n-Point)³³算法来实现。PnP 算法通过最小化重投影误差来求解相机的旋转矩阵和平移向量, 从而估计相机的位姿。为了提高求解的准确性, 我们通常结合 **RANSAC** 算法来排除异常值和错误匹配, 确保我们获得准确的相机位姿估计。

一旦相机的姿态被准确估计, 我们便可以利用这些信息, 结合特征点匹配,

³²RANSAC 算法是一种用于估计模型参数的技术, 通过随机选择的匹配点对来估计模型参数, 并排除那些与模型不一致的异常值, 从而确保最终匹配结果的鲁棒性。

³³PnP 算法是一种用于估计相机位姿的技术, 通过已知的三维点和它们在图像上的对应点, 来求解相机的旋转矩阵和平移向量。

通过三角测量³⁴的方法计算出三维空间中点的精确位置，从而构建起稀疏的三维点云。随后，通过全局优化技术如 **Bundle Adjustment**³⁵进一步优化相机位姿和三维点位置，最小化整个场景的重投影误差。在稀疏重建的基础上，我们还可以采用密集重建技术，通过分析图像的像素级信息来生成更加精细和完整的三维模型。最后，对生成的三维点云进行必要的后处理，如平滑处理和去噪，以提高重建结果的质量和可用性。这样，我们就从二维图像中恢复出了三维场景的结构，实现了三维重建的目标，为进一步的应用如虚拟现实、增强现实和三维打印等打下了坚实的基础。

7.6 MVS

7.6.1 MVS 简介

MVS (Multi-View Stereo) 是一种用于从多个视角的图像中重建三维场景的技术。MVS 的基本思想是利用多个视角的图像，通过对这些图像进行匹配和三维重建，来生成三维场景的密集点云。MVS 算法的主要步骤包括：

- 特征提取：从多个视角的图像中提取特征点
- 特征匹配：对提取的特征点进行匹配，找到多个视角之间的对应关系
- 三维重建：通过特征匹配，计算出三维场景的密集点云

MVS 算法在计算机视觉、机器人技术、增强现实等领域有着广泛的应用，是一种重要的三维重建技术。但因为实习过程中没怎么接触到 MVS 算法，所以这里只是简单介绍一下 MVS 算法的基本原理，具体的实现细节还需要进一步的学习和实践。

³⁴三角测量是一种通过已知的相机位姿和特征点的对应关系，来计算三维点位置的技术。

³⁵**Bundle Adjustment** 是一种用于优化相机位姿和三维点位置的技术，通过最小化重投影误差，来提高三维重建的精度和稳定性。

第八章 Gaussian Splatting

8.1 Gaussian Splatting 简介

Gaussian Splatting 是一种用于点云重建的技术, 通过将点云投影到图像平面上, 并使用高斯核对投影点进行加权, 从而实现对图像的重建。Gaussian Splatting 技术的主要思想是将点云投影到图像平面上, 然后通过对投影点进行加权, 计算出图像中的像素值。通过这种方式, 我们可以将点云数据转换为图像数据, 从而实现对点云的可视化和分析。Gaussian Splatting 技术在计算机图形学、计算机视觉和机器学习等领域有着广泛的应用, 是一种重要的点云处理技术。

8.2 模型环境配置

于 CUDA 12.2 基础下:

- Python = 3.8.19
- pytorch-cuda = 12.1
- torch = 2.3.1
- torchaudio = 2.3.0
- tqdm = 4.66.4

模型通过 `git clone https://github.com/graphdeco-inria/gaussian-splatting --recursive` 进行克隆。随后在配置完以上环境后, 还需要下载 **diff-gaussian-rasterization** 和 **simple-knn** 两个库, 可以通过下列命令安装:

- `pip install submodules/diff-gaussian-rasterization`
- `pip install submodules/simple-knn`

8.3 模型训练

在配置好环境后, 我们可以通过以下命令来训练模型:

- `python train.py --dataset path/to/dataset --batch-size 4 --num-epochs 100`

其中，`-dataset` 指定了数据集的路径，`-batch-size` 指定了训练时的批大小，`-num-epochs` 指定了训练的轮数。训练的结果会保存在 `output` 文件夹中。后续如果想要观察训练的结果需要下载 `SIBR_gaussianViewer`，但我在实习过程中下载这个库时遇到了一些问题，且后续通过 `SuGaR` 直接生成模型的可视化结果，所以没有继续尝试下载这个库。

8.4 实现原理

8.5 预备过程到训练开始之前

3D Gaussian Splatting 首先需要使用者提供 2D 图像集，接着通过 SfM 算法将图像集转化为 Sparse Point Cloud(稀疏点云)。然后，将稀疏点云转化为高斯椭球 (3D Gaussian) 高斯椭球将会根据以下 4 个参数进行定义：

- **M** - 3D position (三维坐标)，即高斯椭球的中心位置 (x, y, z)
- **S** - anisotropic covariance (各向异性协方差)³⁶ Σ ，包含高斯椭球的旋转矩阵 **R** 和缩放矩阵 **S**。

其中 $\Sigma = R S S^T R^T$ ，**R** 为旋转矩阵，**S** 为缩放矩阵。**R** 和 **S** 的具体形式如下：

$$\begin{aligned} R &= \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \\ S &= \begin{bmatrix} s_x & 0 \\ 0 & s_y \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (8-1)$$

这种构造确保了 σ 的半正定 (positive semi-definite)³⁷ 性质，这是高斯椭球模型的关键特性。

几何意义 (geometric interpretation)³⁸ 在于，通过先旋转椭球使其与坐标轴对齐，然后进行缩放，最后再旋转回原始方向，可以灵活地控制椭球的形状和方向。

这样的优点是：

- **稳定性**：由于 Σ 的构造方式，保证了其始终为半正定，避免了在优化过程中可能出现的数值不稳定问题。
- **减少训练量**：通过固定 Σ 的形式，减少了需要优化的参数数量，从而降低了训练的复杂度和计算量。

³⁶各向异性协方差是指协方差矩阵的对角元素不相等，非对角元素为零的协方差矩阵。

³⁷半正定性是指矩阵的特征值均为非负数的性质。

³⁸几何意义是指数学概念在几何学中的解释和应用。

- A - opacity (不透明度) α
- C - Spherical Harmonics Coefficients (球谐系数), 用来表示点云颜色 (r,g,b)。通过球谐系数可以使得点云在不同角度下有不同的颜色, 并有利于提高迭代的效率。

在使用稀疏点云初始化高斯椭球时我们首先只会用到三维坐标和各向异性协方差来初始化高斯椭球的位置和形状。具体的计算公式如下: (公式 7-5)

$$G(x) = e^{-\frac{1}{2}(x)^T \Sigma^{-1}(x)} \quad (8-2)$$

其中, x 是点云的三维坐标, Σ 是各向异性协方差。

接着将会加入不透明度 α 和球谐系数来初始化高斯椭球的颜色。在详细讲述如何初始化高斯椭球的颜色之前, 我们需要先来了解一下球谐函数 (Spherical Harmonics) 的概念。

球谐函数是一种在球坐标系中定义的特殊函数, 它们是 **Laplace** (拉普拉斯) 方程³⁹在球坐标系中的解, 广泛应用于解决涉及球对称性问题的物理和工程问题, 如电磁学、量子力学和引力理论。球谐函数公式如下: (公式 8-3)

$$Y_{l,m}(\theta, \phi) = \sqrt{\frac{2l+1}{4\pi} \frac{(l-m)!}{(l+m)!}} P_{l,m}(\cos \theta) e^{im\phi} \quad (8-3)$$

其中:

- θ 是极角, 取值范围为 $[0, \pi]$
- ϕ 是方位角, 取值范围为 $[0, 2\pi]$
- l 是非负整数, 表示球谐函数的阶数 (degree)
- m 是整数, 表示球谐函数的次数 (order), 取值范围为 $[-l, l]$
- $P_{l,m}$ 是归一化的伴随勒让德多项式 (Normalized Associated Legendre Polynomial)⁴⁰
- $e^{im\phi}$ 是复指数函数, 用于表示球面上的复值函数

³⁹拉普拉斯方程是一种描述物理现象的偏微分方程, 它描述了一个标量场的空间分布和时间演化。

⁴⁰归一化的伴随勒让德多项式是一种用于描述球面上的函数的数学工具, 通过归一化的伴随勒让德多项式, 我们可以表示球面上的函数, 并计算球面上的积分。

勒让德多项式 $P_{l,m}$ 可以用递归的方式计算，具体的计算公式如下：（公式 7-7）

$$\begin{aligned} P_{l,m} &= \frac{1}{2^l l!} (1-x^2)^{\frac{m}{2}} \frac{d^{l+m}}{dx^{l+m}} (x^2-1)^l \\ P_{l,m} &= (-1)^m (1-x^2)^{\frac{m}{2}} \frac{d^m}{dx^m} P_l(x) \end{aligned} \quad (8-4)$$

不同的 l 和 m 值对应不同的球谐函数，当 $l=0$ 时，球谐函数为常数，表示球面上的均匀分布；当 $l=1$ 时，球谐函数为一次函数，表示球面上的线性分布；当 $l=2$ 时，球谐函数为二次函数，表示球面上的二次分布；以此类推。球谐函数的阶数（及 l ）越高，表示球面上的变化越复杂。 l 越大，球谐函数的变化越快， m 的取值范围为 $[-l, l]$ ，表示球谐函数的旋转方向。具体图片事例如下：（图 7-6）：

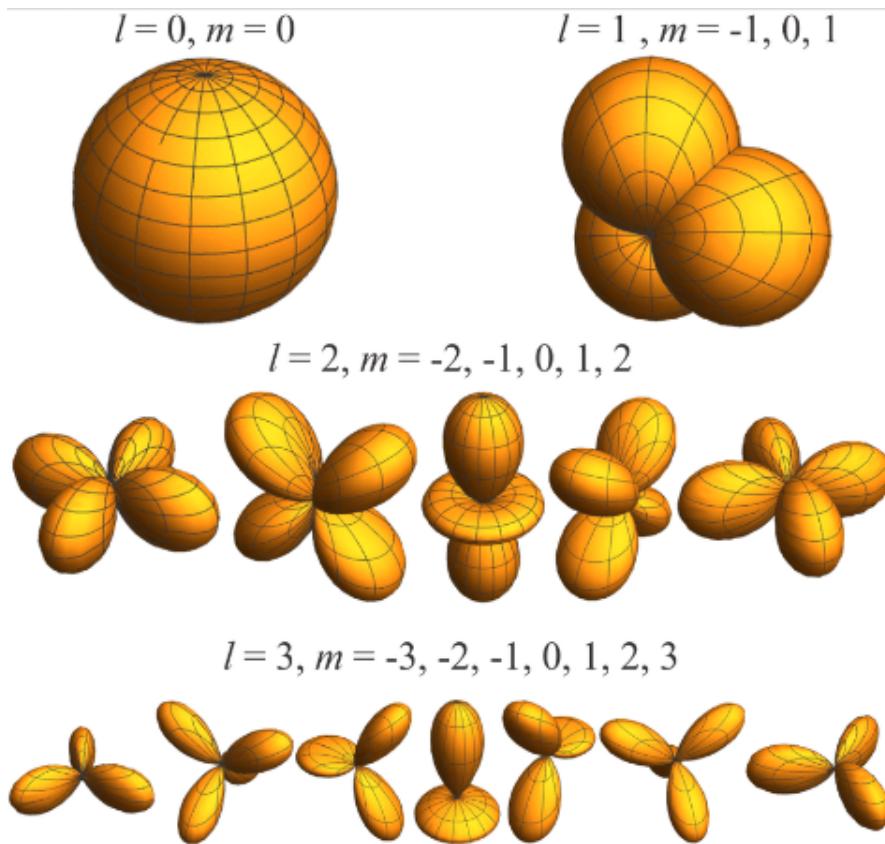


图 8-1 球谐函数

3D Gaussian Splatting 中并未使用球谐函数来表示高斯椭球的形状，而是用来表示颜色，且将 (r, g, b) 分别使用球谐函数来表示通过球谐函数，我们可以灵活地控制高斯椭球的颜色，使得在不同角度下有不同的颜色，从而提高高斯椭球的可视化效果。跟用球谐函数表示形状类似，球谐函数的阶数（及 l ）越高，表示颜色的变化越复杂， m 的取值范围为依然为 $[-l, l]$ ，表示颜色的旋转方向。通过球谐函数，我们可以灵活地控制高斯椭球的颜色，使得点云在不同角度下有不同的颜色，从而提高高斯椭球的可视化效果。球谐函数在不同的阶数和次数下对

应的颜色如下图所示：（图 8-4，图中用 n 表示阶数对应上文使用的 l ，用 k 表示次数对应上文的 m ）

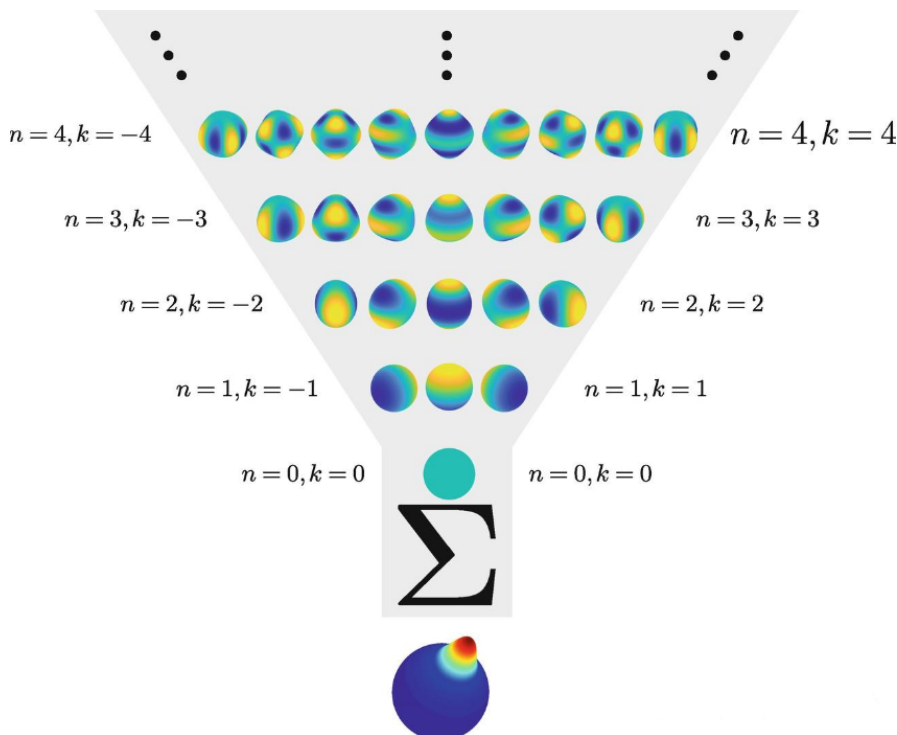


图 8-2 球谐函数在不同的阶数和次数下对应的颜色

在论文中作者用了四阶球谐函数来表示颜色，及用到了上图（图 8-1）中从 $n=0$ 到 $n=4$ 的所有函数，总共 16 个球谐函数。然后再对 16 个球谐函数进行加权求和，得到最终的颜色。因为是对 (r,g,b) 三个颜色通道分别进行存储，所以总共需要 48 个球谐函数来表示颜色。

8.5.1 训练过程

在讲述 Gaussian Splatting 的训练过程之前，我们首先需要了解其中两个重要的步骤：**Differentiable Tile Rasterizer**⁴¹（可微瓦片光栅化器）和 **Adaptive Density Control**（自适应密度控制）。

Differentiable Tile Rasterizer 是一种用于将高斯椭球投影到图像平面上的技术，通过对投影点进行加权，计算出图像中的像素值。Differentiable Tile Rasterizer 需要 M （三维坐标）， S （各向异性协方差）， A （不透明度）， C （球谐系数）和 V （相机位姿）以及图像的大小作为输入。首先会将图像化分成 16×16 个 tile（瓦

⁴¹Rasterization - 光栅化，是一种将图形数据转换为像素数据的过程。

片)，然后针对视锥体（view frustum）⁴²和每个块继续剔除高斯椭球。⁴³具体来讲，我们只会保留每个视锥体内超过 99% **confidence interval**（置信区间）⁴⁴的高斯椭球。然后我们根据它们重叠的 tile 数量实例化每个高斯（实例化过程考虑了高斯分布与多个 tile 的重叠情况。如果一个高斯分布与多个 tile 相交，它可能在这些 tile 的渲染中都有贡献，因此需要在这些 tile 的渲染中被实例化），并为每一个实例分配一个结合了视图空间深度和 tile ID，用这些信息对高斯椭球进行排序。按高斯椭球到图像平面的深度值进行排序，从近到远往对应的 tile 中进行 splat（投射）。把 splat 留下的痕迹做堆叠累加直到不透明饱和度达到 1。因为每个 tile 都是独立的，所以可以并行处理，在不透明饱和度达到 1 后就可以停止对应 tile 的处理。光栅化就是从堆叠的 splat 痕迹中区划分像素网络来生成像素值。在**向后传播**（backward pass）⁴⁵时，我们需要恢复**前向传播**（forward pass）⁴⁶中每个像素完整的混合点序列。为此，我们选择重新遍历每个 tile 的列表。这个过程可以重用前向传播中已排序的高斯数组和 tile 范围。我们从影响 tile 中任何像素的最后一个点开始，再次将点协作加载到共享内存中。每个像素只会开始处理深度小于或等于前向传播中最后一个贡献点深度的点。

为了计算梯度，我们需要恢复前向传播中每一步的累积不透明度值。这是通过存储前向传播结束时的总累积不透明度来实现的。在后向传播中，我们将这个存储的最终累积不透明度除以每个点的 α 值来恢复中间步骤的不透明度。

这种方法的一个重要特点是它不限制接收梯度更新的混合基元的数量，使得它能够处理具有任意、可变深度复杂性的场景，而无需进行场景特定的超参数调整。下图（图 8-3）展示了 Differentiable Tile Rasterizer 的伪代码：

⁴²视锥体是指从相机位置出发，经过相机焦点的视线所围成的空间区域，视锥体包含了相机能够看到的所有物体。

⁴³块剔除是指确定当前视角下哪些瓦片是可见的，哪些是不可见的。如果一个瓦片完全位于视锥体外，那么它以及它包含的所有高斯椭球都可以被剔除，从而不需要进行光栅化和渲染。减少不必要的计算量。

⁴⁴置信区间是指对总体参数的估计值所附加的一个区间，用于表示估计值的不确定性。

⁴⁵向后传播是一种用于计算神经网络中梯度的技术，通过向后传播，我们可以计算出损失函数对于每个参数的梯度，从而实现参数的更新。

⁴⁶前向传播是一种用于计算神经网络中输出的技术，通过前向传播，我们可以计算出神经网络的输出，从而实现对输入数据的处理。

w, h : width and height of the image to rasterize
 M, S : Gaussian means and covariances in world space
 C, A : Gaussian colors and opacities
 V : view configuration of current camera

```

function RASTERIZE( $w, h, M, S, C, A, V$ )
    CullGaussian( $p, V$ )                                ▶ Frustum Culling
     $M', S' \leftarrow$  ScreenspaceGaussians( $M, S, V$ )      ▶ Transform
     $T \leftarrow$  CreateTiles( $w, h$ )
     $L, K \leftarrow$  DuplicateWithKeys( $M', T$ )             ▶ Indices and Keys
    SortByKeys( $K, L$ )                                    ▶ Globally Sort
     $R \leftarrow$  IdentifyTileRanges( $T, K$ )
     $I \leftarrow 0$                                        ▶ Init Canvas
    for all Tiles  $t$  in  $I$  do
        for all Pixels  $i$  in  $t$  do
             $r \leftarrow$  GetTileRange( $R, t$ )
             $I[i] \leftarrow$  BlendInOrder( $i, L, r, K, M', S', C, A$ )
        end for
    end for
    return  $I$ 
end function

```

图 8-3 Differentiable Tile Rasterizer 伪代码

Adaptive Density Control 是一种用于控制高斯椭球密度的技术，通过自适应地调整高斯椭球的密度，使得点云在不同区域有不同的密度，从而提高点云的可视化效果。Adaptive Density Control 技术的主要思想是根据点云的分布情况，自适应地调整高斯椭球的密度，使得点云在不同区域有不同的密度。在 **Adaptive Density Control** 过程中，每 100 次迭代后，将移除不透明度小于阈值的高斯椭球。每次迭代便是对重建不充分区域进行处理，详细来说就是对 **Under-reconstruction**(重建不充分)⁴⁷区域进行克隆处理，对 **Over-reconstruction**(重建过度)⁴⁸区域进行分裂处理。重建示例如下图（图 8-4）：

⁴⁷Under-reconstruction 是指重建不充分的区域，即真实几何外形不足以用一个高斯椭球拟合的区域

⁴⁸Over-reconstruction 是指重建过度的区域，及一个位置的点太少，大，并不能完美拟合真实几何外形的区域

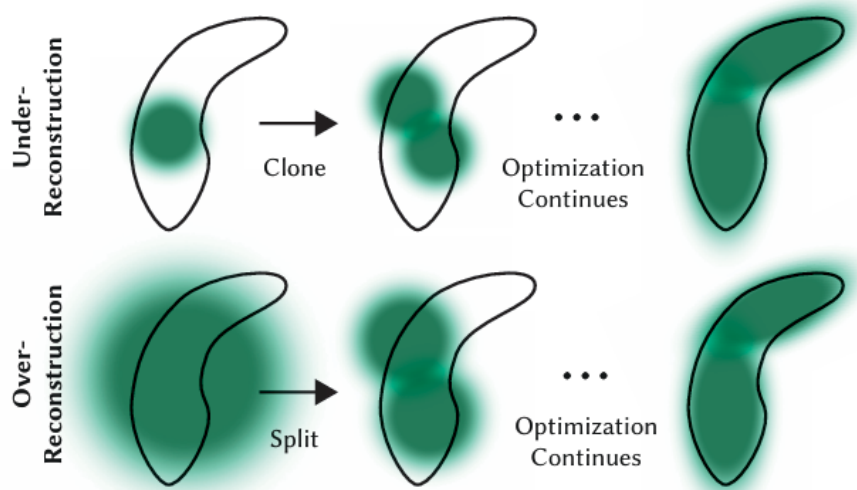


图 8-4 Adaptive Density Control 示例

判断是否重建是否充分的依据是梯度，如梯度大代表该位置的误差较大，需要进行的修正也比较的。梯度超过阈值变会进行 **Adaptive Density Control** 操作。判断使用克隆还是分裂的依据是方差，方差大说明这个高斯椭球也比较大，需要进行分裂操作，否则会进行克隆操作。

最后我们来看看 Gaussian Splatting 的整体训练过程。下图（图 8-5）为 3D Gaussian Splatting 的整体流程图：

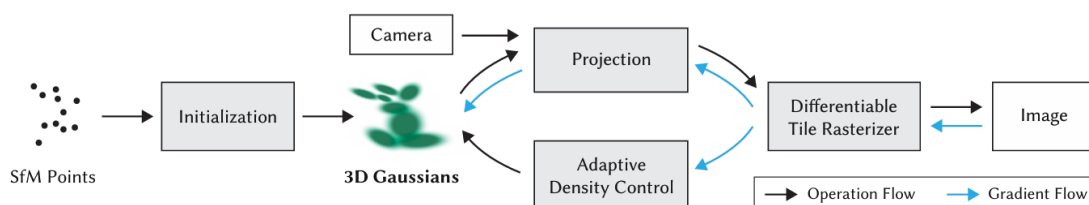


图 8-5 3D Gaussian Splatting 整体流程图

根据上图，我们可以看到 3D Gaussian Splatting 的整体训练过程包括两个流程：操作流程（Operation Flow）和训练流程（Training Flow）。操作流程（黑色箭头）是从输入到输出的正向过程，其目的是生成图像，及从高斯椭球到图像的转换过程。训练流程（蓝色箭头）是从输出到输入的反向过程，其目的是优化高斯椭球的参数，使得高斯椭球的拟合效果更好。

操作流程包括以下几个步骤：

- 通过 **Adaptive Density Control** 优化高斯椭球。
- 将高斯椭球和相机位姿输入到信息一起输入到 **Projection**（投影）模块中

- Projection 的输出进入 Differentiable Tile Rasterizer
- Differentiable Tile Rasterizer 的输出生成最终的图像

梯度流程包括以下几个步骤:

- **图片 → Differentiable Tile Rasterizer:** 计算渲染图像与目标图像之间的差异（损失）。
- **Differentiable Tile Rasterizer → Projection:** 梯度通过光栅化器反向传播到投影步骤。
-
- **Projection → 高斯椭球:** 梯度继续反向传播，影响高斯椭球的参数。
- **Differentiable Tile Rasterizer → Adaptive Density Control:** 计算损失对高斯椭球参数的梯度，为下一轮操作流程提供优化方向。
- **Adaptive Density Control → 高斯椭球:** 梯度继续反向传播，影响高斯椭球的参数。

8.6 3D Gaussian Splatting 和 NeRF 的比较

3D Gaussian Splatting 和 NeRF 是两种用于三维重建的技术，它们都是通过对图像进行投影和渲染，来实现对三维场景的重建。3D Gaussian Splatting 和 NeRF 的第一点不同在表示方式上，NeRF 使用隐式的神经网络来表示场景的光密度和颜色。这意味着场景的几何和颜色信息是通过神经网络的权重隐式编码的，而不是直接存储在某个数据结构中。这种隐式表示使得 NeRF 在渲染时需要通过体积渲染技术来重建场景的表面，这通常涉及到复杂的光线追踪和积分计算。3D Gaussian Splatting 使用显式的高斯椭球分布来表示场景。每个高斯分布对应于场景中的一个点或体积，具有明确的位置、大小、不透明度和颜色等属性。这种显式表示使得 3DGS 在渲染时可以直接使用这些高斯分布进行投影和合成，而不需要进行复杂的光线追踪计算。

所以两种模型在渲染时也是不同的 NeRF 需要对每个像素进行光线追踪，计算从摄像机到场景的光线在体积场中的积分，这通常涉及到大量的数值计算和采样，所以 NeRF 的计算较复杂，渲染速度会很慢。3D Gaussian Splatting 通过将高斯椭球投影到 2D 图像平面上，直接计算每个高斯对像素颜色的贡献，然后将这些贡献叠加起来，从而实现对图像的重建。这种直接投影的方式使得 3DGS 的计算较为简单，渲染速度较快。

第九章 SuGaR

9.1 SuGaR 简介

SuGaR (Surface-Aligned Gaussian Splatting) 是一种从 3D 高斯分布中提取网格的方法。SuGaR 的基本思想是将高斯分布投影到网格上, 并使用高斯核对投影点进行加权, 从而实现对网格的重建。

9.2 模型环境配置

最开始尝试在 Windows 下配置 SuGaR, 但是由于 SuGaR 模型中要用到 `pytorch3d` 库, 而 `pytorch3d` 库在 Windows 下的安装十分的困难, 所以最后选择在 Linux 下配置 SuGaR。

后面在 linux 配置是也遇到了很多的麻烦, 主要麻烦是经常出现的依赖问题, 尤其是如果直接使用:

```
conda install owner/pytorch3d
```

用上述方法下载的话, 哪怕下载的是正确的版本的 `pytorch3d`, 在下载 `pytorch3d` 同时会更新 `pytorch` 的版本, 这样还是会导致后续的依赖问题。最后的解决方案是在anaconda.org/pytorch3d/pytorch3d/files 下载对应的 `.tar.bz` 文件, 然后直接通过:

```
conda install path/xxx.tar.bz 文件
```

第十章 致谢

致谢内容。

文献

文 献

Mildenhall, B., Srinivasan, P. P., Tancik, M., Barron, J. T., Ramamoorthi, R., & Ng, R. (2020). NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis. In European Conference on Computer Vision (ECCV).

Lowe, D. G. (1999). Object recognition from local scale-invariant features. International Journal of Computer Vision, 29(2), 91-110.

Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 60(2), 91-110.

Kerbl, B., Kopanas, G., Leimkühler, T., & Drettakis, G. (2023). 3D Gaussian Splatting for Real-Time Radiance Field Rendering. ACM Transactions on Graphics, 42(4), Article 1.